

АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТЕЙ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНОГО ОПТИЧЕСКОГО МЕТОДА МОНИТОРИНГА ЛЕСНЫХ ТЕРРИТОРИЙ

М.Л. Белов

А.М. Белов

В.А. Городничев

С.В. Альков

belov@bmstu.ru

ekomonit@bmstu.ru

gorod@bmstu.ru

alkov@bmstu.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация

Проанализированы возможности мультиспектрального дистанционного оптического метода мониторинга лесных территорий. Приведены результаты математического моделирования классификации элементов лесных территорий на созданной нейронной сети, использующей экспериментально измеренные коэффициенты отражения лесной растительности. Показано, что созданная нейронная сеть обеспечивает большую вероятность правильной классификации для задачи классификации (по данным мультиспектрального дистанционного оптического мониторинга) зондируемых участков лесных территорий. Выбранные спектральные каналы зондирования в широком спектральном диапазоне ~ 400...2400 нм и созданная нейронная сеть обеспечивают (при использовании семи спектральных каналов в видимом и ближнем спектральном ИК-диапазоне и активного лазерного сенсора для определения высоты деревьев) вероятности правильной классификации элементов лесных территорий (зеленых и сухих лиственных и хвойных деревьев, болот, пастбищ с различным покрытием растительностью и разных типов почв) более 0,74 и вероятности неправильной классификации элементов лесных территорий менее 0,08. Мультиспектральный дистанционный оптический метод может быть использован при оперативном мониторинге больших лесных территорий с авиационного носителя (легкого самолета или беспилотного летательного аппарата)

Ключевые слова

*Оптическое зондирование,
мультиспектральный метод,
мониторинг леса*

Поступила 20.05.2022

Принята 01.07.2022

© Автор(ы), 2022

Введение. Проблема комплексного дистанционного мониторинга лесных территорий является очень сложной, так как необходимо по данным зондирования проводить классификацию участков леса (по породному составу леса, высоте древостоя, другим параметрам), получать данные о возрастном составе деревьев, определять участки лесных территорий с патологией лесной растительности, вызванной различными причинами как природного, так и антропогенного характера, идентифицировать участки гарей, сухостоя, лесных болот, почв, полян и др.

В настоящее время наиболее перспективным методом контроля лесных территорий является дистанционный аэрокосмический мониторинг. При этом в большинстве случаев для зондирования лесных территорий используют мульти- или гиперспектральные датчики в видимом и ближнем ИК (в основном до 1 мкм) спектральных диапазонах [1–10].

Одной из первых задач комплексного дистанционного мониторинга лесных территорий является картографирование и инвентаризация лесных территорий (лиственных и хвойных пород деревьев, сухостоя, болот, гарей, вырубок, полян, обнаженной почвы без растительности и др.) [11–16].

Дистанционный мультиспектральный оптический метод, основанный на анализе спектров отражения в широком диапазоне, позволяет решать задачу картографирования и идентификации участков лесных территорий. Это особенно важно для малоосвоенных лесов северных и восточных регионов Российской Федерации.

Цель настоящей работы — исследовать возможности мультиспектрального оптического метода мониторинга лесных территорий в широком спектральном диапазоне ~ 400...2400 нм.

Постановка задачи. Физической основой мультиспектрального оптического метода мониторинга является различие спектров отражения элементов лесных территорий.

Исходной информацией для анализа возможностей мультиспектрального оптического метода мониторинга лесных территорий являются базы данных спектральных коэффициентов отражения деревьев, болот, почв, луговой растительности, почв и др. [17, 18].

Примеры зависимостей коэффициентов отражения деревьев, болот и почв от длины волны зондирования в широком спектральном диапазоне приведены на рис. 1 [17, 18].

Различие спектров элементов лесных территорий наиболее отчетливо проявляется при анализе информационных индексов R . Значения информационного индекса R для зеленой древесной растительности и почв

приведены на рис. 2. В качестве информационного индекса использовалось отношение $R(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{r(\lambda_2)}{r(\lambda_1)}$ спектральных коэффициентов отражения $r(\lambda_1)$ и $r(\lambda_2)$ на двух длинах волн $\lambda_1 = 850$ нм, $\lambda_2 = 2400$ нм.

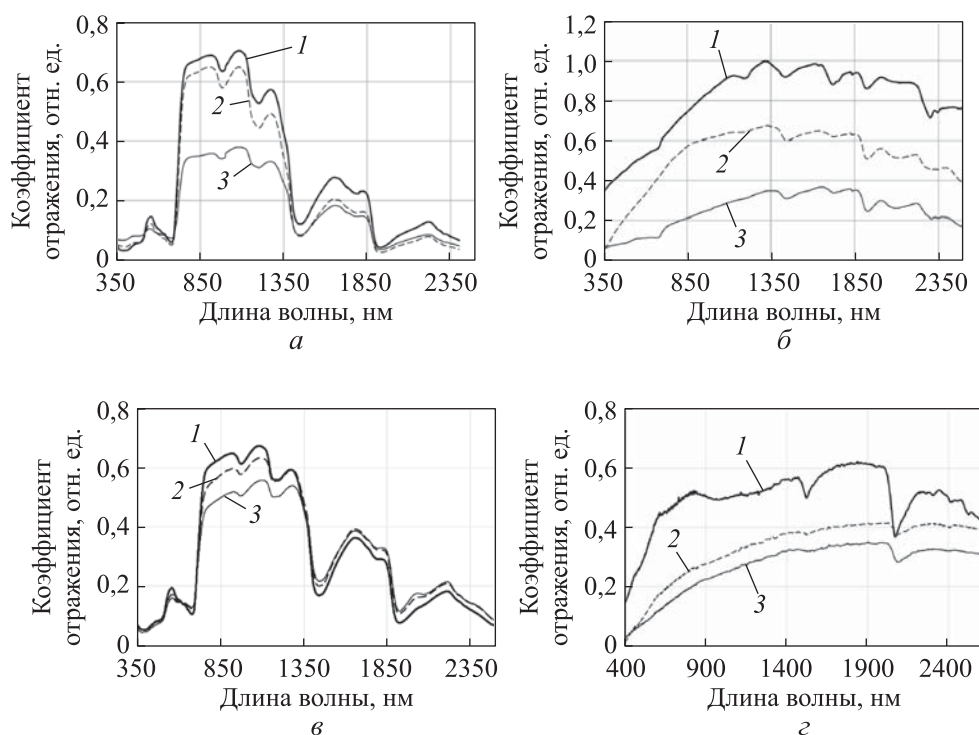


Рис. 1. Примеры спектральных коэффициентов отражения:

a — зеленых хвойных деревьев (кривые 1-3 — сосна, ель, кедр); *б* — сухих лиственных деревьев (кривые 1-3 — кора березы, опавшие листья, кора дуба); *в* — болот с покрытием растительностью 95, 85, 80 % (кривые 1-3); *г* — почв (кривые 1-3 — коричневый песок, светло-желтоватая коричневая глина, коричневый песчаный суглинок)

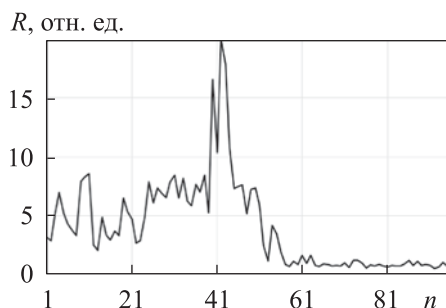


Рис. 2. Значения информационного индекса R для зеленой древесной растительности и почв на длинах волн $\lambda_1 = 850$ нм, $\lambda_2 = 2400$ нм (n — номер спектра)

По вертикальной оси на рис. 2 отложены значения информационного индекса R , а по горизонтальной оси — номер i спектра. Номера 1–24 — лиственные деревья в летний период (различные виды осины, ореха, клена, березы, дуба, бука); номера 25–55 — хвойные деревья в летний период (различные виды сосны, ели, можжевельника, кедра, пихты); номера 56–95 — почвы (различные виды песка, глины, суглинка). В большинстве случаев значения информационного индекса R для разных пород деревьев больше, чем значения информационного индекса R для почв (что может служить признаком для разделения зеленых деревьев и почв).

Нейронная сеть для обработки данных мультиспектральных измерений. Для оценки эффективности определения элементов лесных территорий по данным мультиспектральных измерений проводилось статистическое моделирование.

Для анализа и обработки данных мультиспектральных измерений создана нейронная сеть [19, 20]. Применялась архитектура нейронной сети (рис. 3) с входными и выходными нейронами, двумя скрытыми слоями (промежуточными нейронами).

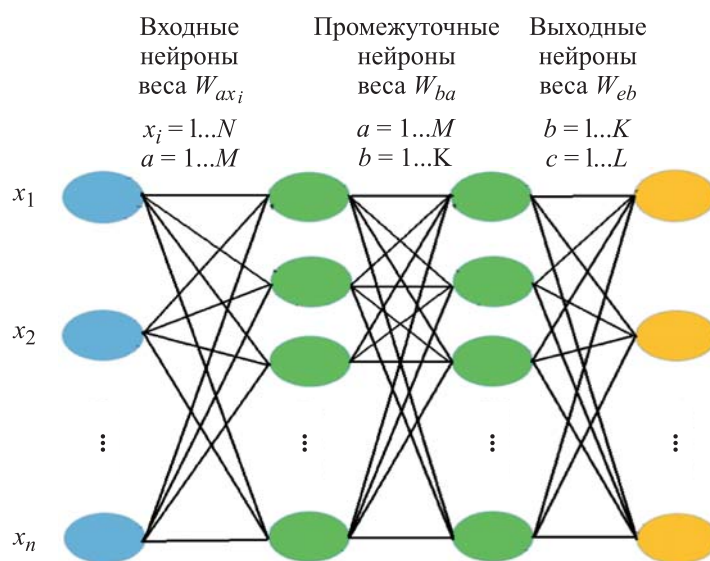


Рис. 3. Архитектура используемой нейронной сети

Нейронная сеть реализована на языке Python версии 3.7 с использованием библиотеки TensorFlow с надстройкой Keras. Обучение нейронной сети проводилось методом обратного распространения ошибки с помощью оптимизатора модели Adagrad (модифицированного алгоритма стохастического градиентного спуска) [21–23].

При математическом моделировании полагали, что шум приемной аппаратуры распределен по нормальному закону с нулевым средним значением и относительным среднеквадратическим отклонением $\delta = 1 \dots 10 \%$. Статистическое моделирование проводилось по 10 000 реализаций шумов приемной аппаратуры. Из данных коэффициентов отражения [17, 18] формировались данные мультиспектральных измерений путем добавления шума приемной аппаратуры.

Выполнялась оценка вероятности правильной P_d классификации (правильного определения элемента лесной территории по его спектральным коэффициентам отражения для выбранных спектральных каналов) и неправильной P_a классификации (неправильного определения элемента лесной территории).

Вероятности P_d и P_a определяли для каждого спектра из базы данных и потом усредняли (для каждого элемента лесной территории) по всей базе данных.

Результаты математического моделирования. Результаты статистического моделирования вероятностей правильной P_d и неправильной P_a классификаций для задачи выделения (по данным мультиспектрального оптического метода мониторинга лесных территорий) шести различных элементов лесной территории (зеленых лиственных и хвойных деревьев, сухих деревьев, болот, пастбищ и почв) приведены в табл. 1.

Таблица 1

**Вероятности P_d (числитель) и P_a (знаменатель)
для шести элементов лесной территории**

Элемент лесной территории	P_d / P_a при $\delta, \%$		
	1	5	10
Зеленые лиственные деревья	0,59 / 0,02	0,56 / 0,02	0,52 / 0,02
Зеленые хвойные деревья	0,57 / 0,07	0,57 / 0,07	0,55 / 0,07
Сухие деревья	0,62 / < 0,01	0,63 / < 0,01	0,58 / 0,02
Пастбища	> 0,99 / 0,16	> 0,99 / 0,16	> 0,99 / 0,18
Болота	0,75 / 0,12	0,75 / 0,13	0,74 / 0,14
Почвы	0,50 / 0,02	0,51 / 0,02	0,41 / 0,02

Спектральные каналы для мониторинга лесных территорий выбраны на основе результатов более ранних работ авторов [24–26]. Для многоспектрального мониторинга использовалось шесть узких спектральных каналов с центральными длинами волн 532, 674, 850, 1064, 1540 и 2030 нм и шириной не более 5...10 нм (например, сенсоры USIs, Hyperion или ГСА [27–29]).

Нейронная сеть имела шесть входных нейронов (соответствующих набору коэффициентов отражения на приведенных длинах волн для одного спектра, $N = 6$, см. рис. 3). Десять скрытых (промежуточных) нейронов ($M = K = 10$, см. рис. 3) в каждом из двух промежуточных слоев выполняли внутренние функции. Весовые коэффициенты определялись в процессе обучения нейронной сети (по обучающей выборке). Шесть выходных нейронов ($L = 6$, см. рис. 3) показывали результаты работы нейронной сети — классификацию элемента лесной территории: зеленые лиственные и хвойные деревья, сухие деревья, пастбища, болота, почвы. Результат классификации определялся выходным нейроном с максимальным значением сигнала.

Исходные данные по спектрам отражения (в широком диапазоне $\sim 400 \dots 2400$ нм) зеленых и сухих лиственных и хвойных деревьев, болот, пастбищ и почв разделены на две половины: обучающую и тестовую выборки (всего ~ 2000 спектров отражения). Обучение нейронной сети проводилось методом обратного распространения ошибки (итеративным градиентным алгоритмом, который используется в целях минимизации погрешности работы многослойного перцептрона). Проведено 400 эпох обучения со скоростью обучения 0,02.

Результаты классификации можно улучшить, если дополнительно к данным мультиспектрального датчика использовать еще и данные активного (лазерного) датчика, который дает информацию о высоте элементов лесной территории. Такая информация позволит существенно увеличить вероятность правильной классификации различных элементов лесной территории.

Результаты статистического моделирования вероятностей правильной P_d и неправильной P_a классификации для задачи выделения тех же шести различных элементов лесной территории приведены в табл. 2. Для мультиспектрального мониторинга использовались те же шесть спектральных каналов, а также дополнительно — информация лазерного датчика о высоте элементов лесной территории (для болот, пастбищ и почв высота полагалась равной нулю, для других элементов лесной территории — существенно отличной от нуля). Проведено 200 эпох обучения со скоростью обучения 0,02, результаты классификации значительно улучшились.

Отметим, что идея использовать для мониторинга лесных территорий импульсные лазерные датчики не является новой [4, 30–32]. Однако в настоящей работе она впервые применена для увеличения вероятности правильной классификации элементов лесной территории.

Таблица 2

**Вероятности P_d (числитель) и P_a (знаменатель)
для шести спектральных каналов (лазерный датчик)**

Элемент лесной территории	P_d / P_a при δ , %		
	1	5	10
Зеленые лиственные деревья	0,68 / 0,09	0,68 / 0,09	0,66 / 0,09
Зеленые хвойные деревья	0,56 / 0,05	0,56 / 0,05	0,56 / 0,05
Сухие деревья	> 0,99 / 0,02	> 0,99 / 0,02	> 0,99 / 0,02
Пастбища	> 0,99 / 0,1	> 0,99 / 0,1	> 0,99 / 0,10
Болота	0,94 / < 0,01	0,93 / < 0,01	0,93 / < 0,01
Почвы	0,54 / < 0,01	0,54 / < 0,01	0,54 / < 0,01

Результаты правильной классификации элементов лесных территорий можно, конечно, улучшить, увеличивая число спектральных каналов.

Результаты статистического моделирования вероятностей правильной P_d и неправильной P_a классификаций для задачи выделения тех же шести различных элементов лесной территории приведены в табл. 3. Для многоспектрального мониторинга использовались семь спектральных каналов с центральными длинами волн 532, 674, 850, 1064, 1540, 2030 и 2400 нм, а также информация лазерного датчика о высоте элементов лесной территории. Проведено 400 эпох обучения со скоростью обучения 0,01.

Таблица 3

**Вероятности P_d (числитель) и P_a (знаменатель)
для семи спектральных каналов (лазерный датчик)**

Элемент лесной территории	P_d / P_a при δ , %		
	1	5	10
Зеленые лиственные деревья	0,74 / < 0,01	0,68 / 0,01	0,65 / 0,02
Зеленые хвойные деревья	> 0,99 / 0,04	0,95 / 0,046	0,89 / 0,046
Сухие деревья	> 0,99 / 0,02	> 0,999 / 0,02	> 0,99 / 0,02
Пастбища	> 0,99 / 0,08	> 0,999 / 0,08	0,99 / 0,08
Болота	0,86 / < 0,01	0,85 / < 0,01	0,84 / < 0,01
Почвы	0,75 / < 0,01	0,75 / < 0,01	0,75 / < 0,01

Результаты моделирования, приведенные в табл. 3, показывают, что при мультиспектральном мониторинге в широком спектральном диапазоне ~ 400...2400 нм с использованием семи спектральных каналов и активного сенсора можно с большой надежностью проводить классификацию элементов лесной территории.

Заключение. Проанализированы возможности мультиспектрального оптического метода мониторинга лесных территорий. Приведены результаты математического моделирования классификации элементов лесных территорий на созданной нейронной сети, использующей экспериментально измеренные коэффициенты отражения. Показано, что нейронная сеть обеспечивает большую вероятность правильной классификации участков лесных территорий (по данным мультиспектрального оптического мониторинга). Выбранные в широком спектральном диапазоне ~ 400...2400 нм спектральные каналы зондирования и созданная нейронная сеть обеспечивают (при использовании семи спектральных каналов и активного сенсора для определения высоты деревьев) вероятности более 0,74 для правильной классификации зеленых лиственных и хвойных деревьев, сухих деревьев, болот, пастбищ и почв и менее 0,08 для неправильной их классификации.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] White J.C., Coops N.C., Wulder M.A., et al. Remote sensing technologies for enhancing forest inventories: a review. *Can. J. Remote Sens.*, 2016, vol. 42, no. 5, pp. 619–641. DOI: <https://doi.org/10.1080/07038992.2016.1207484>
- [2] Immitzer M., Vuolo F., Atzberger C. First experience with Sentinel-2 data for crop and tree species classifications in central Europe. *Remote Sens.*, 2016, vol. 8, no. 3, art. 166. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs8030166>
- [3] Michez A., Piégay H., Lisein J., et al. Classification of riparian forest species and health condition using multi-temporal and hyperspatial imagery from unmanned aerial system. *Environ. Monit. Assess.*, 2016, vol. 188, no. 3, art. 146. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-015-4996-2>
- [4] Holzwarth S., Thonfeld F., Abdullahi S., et al. Earth observation based monitoring of forests in Germany: a review. *Remote Sens.*, 2020, vol. 12, no. 21, art. 3570. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12213570>
- [5] Lister A.J., Andersen H., Frescino T., et al. Use of remote sensing data to improve the efficiency of national forest inventories: a case study from the United States national forest inventory. *Forests*, 2020, vol. 11, no. 12, art. 1364. DOI: <https://doi.org/10.3390/f11121364>
- [6] John E., Bunting P., Hardy A., et al. Forest monitoring system for Tanzania. *Remote Sens.*, 2021, vol. 13, no. 16, art. 3081. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs13163081>
- [7] Biswas S., Huang Q., Anand A., et al. A multi sensor approach to forest type mapping for advancing monitoring of sustainable development goals (SDG) in Myanmar. *Remote Sens.*, 2020, vol. 12, no. 19, art. 3220. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12193220>
- [8] Miranda E., Mutiara A.B. Forest classification method based on convolutional neural networks and Sentinel-2 satellite imagery. *Int. J. Fuzzy Log. Intell. Syst.*, 2019, vol. 19, no. 4, pp. 272–282. DOI: <https://doi.org/10.5391/IJFIS.2019.19.4.272>

- [9] Егоров В.Д., Козодеров В.В. Распознавание лесной растительности по самолетным гиперспектральным данным. *Исследование Земли из космоса*, 2016, № 3, с. 47–58.
- [10] Козодеров В.В., Егоров В.Д. Распознавание типов лесной растительности по гиперспектральным самолетным и многоканальным спутниковым данным высокого пространственного разрешения. Сравнение результатов и оценка их точности. *Исследование Земли из космоса*, 2019, № 6, с. 89–102.
DOI: <https://doi.org/10.31857/S0205-96142019689-102>
- [11] Карпов А.А., Богданов А.П., Пирцхалава-Карпова Н.Р. и др. Использование ДЗЗ для мониторинга лесовосстановления в бореальных лесах. *Известия Санкт-Петербургской лесотехнической академии*, 2019, № 229, с. 23–43.
DOI: <https://doi.org/10.21266/2079-4304.2019.229.23-43>
- [12] Лебедева Т.А., Копылова Ю.Ю., Гагарин А.И. Комплексный мониторинг и эколого-экономическая оценка лесных земель на территориях интенсивного недропользования. *Известия Самарского научного центра РАН*, 2015, т. 17, № 5 (2), с. 500–504.
- [13] Мониторинг лесных территорий. *zaomkt.ru: веб-сайт*.
URL: <http://zaomkt.ru/monitoring-lesnyh-territoriy> (дата обращения: 02.05.2022).
- [14] Мониторинг лесных хозяйств. *innoter.com: веб-сайт*.
URL: <https://innoter.com/otraslevye-resheniya/lesnoe-khozyaystvo/monitoring-lesnykh-khozyaystv> (дата обращения: 02.05.2022).
- [15] Аэрокосмический мониторинг лесного хозяйства. *sovzond.ru: веб-сайт*.
URL: <https://sovzond.ru/industry-solutions/forestry> (дата обращения: 02.05.2022).
- [16] БПЛА для лесного хозяйства. *geosalut.ru: веб-сайт*.
URL: <https://www.geosalut.ru/bpla/monitoring-lesnyh-ugodij/monitoring-lesnyh-ugodij-s-primeneniem-bpla> (дата обращения: 02.05.2022).
- [17] Meerdink S.K., Hook S.J., Abbott E.A., et al. ECOSTRESS spectral library — Version 1.0. 2018. URL: <https://speclib.jpl.nasa.gov> (дата обращения: 02.05.2022).
- [18] Clark R.N., Swayze G.A., Wise R., et al. USGS Digital Spectral Library splib06a. U.S. Geological survey, data series 231, 2007.
URL: <http://speclab.cr.usgs.gov/spectral.lib06> (дата обращения: 02.05.2022).
- [19] Brunton S.L., Kutz J.N. *Neural networks and deep learning*. Cambridge, Cambridge University Press, 2019.
- [20] Haykin S.S. *Neural networks and learning machines*. Upper Saddle River, Pearson, 2009.
- [21] Duchi J., Hazan E., Singer Y. Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization. *J. Mach. Learn. Res.*, 2011, vol. 12, pp. 2121–2159.
- [22] Методы оптимизации нейронных сетей. *habr.com: веб-сайт*.
URL: <https://habr.com/ru/post/318970> (дата обращения: 02.05.2022).
- [23] Каширина И.Л., Демченко М.В. Исследование и сравнительный анализ методов оптимизации, используемых при обучении нейронных сетей. *Вестник ВГУ, серия: Системный анализ и информационные технологии*, 2018, № 4, с. 123–132.

- [24] Belov M.L., Belov A.M., Gorodnichev V.A., et al. Laser airborne reflection method for remote sensing forest species composition. *IOP Conf. Ser.: Mater. Sc. Eng.*, 2020, vol. 862, art. 022003. DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/862/2/022003>
- [25] Belov M.L., Belov A.M., Gorodnichev V.A., et al. Analysing detection bands of two-spectral reflection method to identify forest species composition. *J. Phys.: Conf. Ser.*, 2021, vol. 2094, art. 042035. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2094/4/042035>
- [26] Belov M.L., Belov A.M., Gorodnichev V.A., et al. Analysing laser reflection method capabilities to monitor forestland condition and species composition. *Proc. SPIE*, 2021, vol. 11916. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2602893>
- [27] Wu W., Zhang Z., Zheng L., et al. Research progress on the early monitoring of pine wilt disease using hyperspectral techniques. *Sensors*, 2020, vol. 20, no. 13, art. 3729. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20133729>
- [28] Hyperion. *usna.edu*: веб-сайт.
URL: https://www.usna.edu/Users/oceano/pguth/md_help/html/hyperion.htm
(дата обращения: 02.05.2022).
- [29] Ресурс-П. *russianspacesystems.ru*: веб-сайт.
URL: <http://russianspacesystems.ru/bussines/dzz/resurs-p>
(дата обращения: 02.05.2022).
- [30] Hu Y., Wu F., Sun Z., et al. The laser vegetation detecting sensor: a full waveform, large-footprint, airborne laser altimeter for monitoring forest resources. *Sensors*, 2019, vol. 19, no. 7, art. 1699. DOI: <https://doi.org/10.3390/s19071699>
- [31] d'Oliveira M.V.N., Broadbent E.N., Oliveira L.C., et al. Aboveground biomass estimation in Amazonian tropical forests: a comparison of aircraft- and GatorEye UAV-borne LiDAR data in the Chico Mendes extractive reserve in Acre, Brazil. *Remote Sens.*, 2020, vol. 12, no. 11, art. 1754. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12111754>
- [32] M'ayr'a J., Keski-Saari S., Kivinen S., et al. Tree species classification from airborne hyperspectral and LiDAR data using 3D convolutional neural networks. *Remote Sens. Environ.*, 2021, vol. 256, art. 112322. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112322>

Белов Михаил Леонидович — д-р техн. наук, профессор кафедры «Лазерные и оптико-электронные системы» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Белов Алексей Михайлович — инженер НИИ РЛ МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Городничев Виктор Александрович — д-р техн. наук, заведующий кафедрой «Элементы приборных устройств» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Альков Сергей Витальевич — канд. техн. наук, декан факультета «Радиоэлектроника и лазерная техника» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Белов М.Л., Белов А.М., Городничев В.А. и др. Анализ возможностей мультиспектрального оптического метода мониторинга лесных территорий. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*, 2022, № 4 (141), с. 56–69.

DOI: <https://doi.org/10.18698/0236-3933-2022-4-56-69>

ANALYSIS OF CAPABILITIES OF THE MULTISPECTRAL OPTICAL METHOD IN MONITORING THE FOREST TERRITORIES

M.L. Belov

A.M. Belov

V.A. Gorodnichev

S.V. Alkov

belov@bmstu.ru

ekomonit@bmstu.ru

gorod@bmstu.ru

alkov@bmstu.ru

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract

The paper analyzes possibilities of the multispectral remote optical method in monitoring the forest areas. Results of mathematical simulation are provided of classification of the forest areas elements in the created neural network using experimentally measured reflection of the forest vegetation coefficients. It is demonstrated that the created neural network ensures high probability of correct classification within the classification problem (according to the multispectral remote optical monitoring data) of the forest probed areas. The selected spectral probing channels in a wide spectral range of ~ 400–2400 nm and the created neural network used seven spectral channels in the visible and in the near infrared spectral range, as well as the active laser sensor to measure the trees height. They provided a probability of correct classification of the forest areas elements (green deciduous trees, green coniferous trees, dry deciduous and coniferous trees, swamps, pastures with different vegetation cover and different types of soils) of more than 0.74 and the probability of misclassification of the forest areas elements of less than 0.08. The multispectral remote optical method could be used in operational monitoring of the vast forest areas from an aircraft (light aircraft or unmanned aerial vehicle)

Keywords

Optical probing, multispectral method, forest monitoring

Received 20.05.2022

Accepted 01.07.2022

© Author(s), 2022

REFERENCES

- [1] White J.C., Coops N.C., Wulder M.A., et al. Remote sensing technologies for enhancing forest inventories: a review. *Can. J. Remote Sens.*, 2016, vol. 42, no. 5, pp. 619–641. DOI: <https://doi.org/10.1080/07038992.2016.1207484>
- [2] Immitzer M., Vuolo F., Atzberger C. First experience with Sentinel-2 data for crop and tree species classifications in central Europe. *Remote Sens.*, 2016, vol. 8, no. 3, art. 166. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs8030166>
- [3] Michez A., Piégay H., Lisein J., et al. Classification of riparian forest species and health condition using multi-temporal and hyperspatial imagery from unmanned aerial system. *Environ. Monit. Assess.*, 2016, vol. 188, no. 3, art. 146. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-015-4996-2>
- [4] Holzwarth S., Thonfeld F., Abdullahi S., et al. Earth observation based monitoring of forests in Germany: a review. *Remote Sens.*, 2020, vol. 12, no. 21, art. 3570. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12213570>
- [5] Lister A.J., Andersen H., Frescino T., et al. Use of remote sensing data to improve the efficiency of national forest inventories: a case study from the United States national forest inventory. *Forests*, 2020, vol. 11, no. 12, art. 1364. DOI: <https://doi.org/10.3390/f11121364>
- [6] John E., Bunting P., Hardy A., et al. Forest monitoring system for Tanzania. *Remote Sens.*, 2021, vol. 13, no. 16, art. 3081. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs13163081>
- [7] Biswas S., Huang Q., Anand A., et al. A multi sensor approach to forest type mapping for advancing monitoring of sustainable development goals (SDG) in Myanmar. *Remote Sens.*, 2020, vol. 12, no. 19, art. 3220. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12193220>
- [8] Miranda E., Mutiara A.B. Forest classification method based on convolutional neural networks and Sentinel-2 satellite imagery. *Int. J. Fuzzy Log. Intell. Syst.*, 2019, vol. 19, no. 4, pp. 272–282. DOI: <https://doi.org/10.5391/IJFIS.2019.19.4.272>
- [9] Egorov V.D., Kozoderov V.V. Recognition of forest vegetation by aircraft hyperspectral data. *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2016, no. 3, pp. 47–58 (in Russ.).
- [10] Kozoderov V.V., Egorov V.D. Pattern recognition of forest canopy using the airborne hyperspectral data and multi-bands high spatial resolution satellite sensor WorldView-2 data. A results comparison and accuracy estimation. *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2019, no. 6, pp. 89–102 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.31857/S0205-96142019689-102>
- [11] Karpov A.A., Bogdanov A.P., Pirtskhalava-Karpova N.R., et al. Using remote sensing for monitoring of reforestation in boreal forest. *Izvestiya Sankt-Peterburgskoy lesotekhnicheskoy akademii*, 2019, no. 229, pp. 23–43 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.21266/2079-4304.2019.229.23-43>
- [12] Lebedeva T.A., Kopylova Yu.Yu., Gagarin A.I. Complex monitoring and ecological and economical assessment of forest lands in the territories of intensive subsurface use. *Izvestiya Samarskogo nauchnogo tsentra RAN [Izvestia RAS SamSC]*, 2015, vol. 17, no. 5 (2), pp. 500–504 (in Russ.).

- [13] Monitoring lesnykh territoriy [Monitoring of forest territories]. *zaomkt.ru: website* (in Russ.). Available at: <http://zaomkt.ru/monitoring-lesnyh-territoriy> (accessed: 02.05.2022).
- [14] Monitoring lesnykh khozyaystv [Forestry monitoring]. *innoter.com: website* (in Russ.). Available at: <https://innoter.com/otraslevye-resheniya/lesnoe-khozyaystvo/monitoring-lesnykh-khozyaystv> (accessed: 02.05.2022).
- [15] Aerokosmicheskiy monitoring lesnogo khozyaystva [Aerospace forestry monitoring]. *sovzond.ru: website* (in Russ.). Available at: <https://sovzond.ru/industry-solutions/forestry> (accessed: 02.05.2022).
- [16] BPLA dlya lesnogo khozyaystva [Unmanned aircraft for forestry]. *geosalut.ru: website* (in Russ.). Available at: <https://www.geosalut.ru/bpla/monitoring-lesnyh-ugodij/monitoring-lesnyh-ugodij-s-primeneniem-bpla> (accessed: 02.05.2022).
- [17] Meerdink S.K., Hook S.J., Abbott E.A., et al. ECOSTRESS spectral library — Version 1.0. 2018. Available at: <https://speclib.jpl.nasa.gov> (accessed: 02.05.2022).
- [18] Clark R.N., Swayze G.A., Wise R., et al. USGS Digital Spectral Library splib06a. U.S. Geological survey, data series 231, 2007. Available at: <http://speclab.cr.usgs.gov/spectral.lib06> (accessed: 02.05.2022).
- [19] Brunton S.L., Kutz J.N. Neural networks and deep learning. Cambridge, Cambridge University Press, 2019.
- [20] Haykin S.S. Neural networks and learning machines. Upper Saddle River, Pearson, 2009.
- [21] Duchi J., Hazan E., Singer Y. Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization. *J. Mach. Learn. Res.*, 2011, vol. 12, pp. 2121–2159.
- [22] Metody optimizatsii neyronnykh setey [Optimization methods for neural networks]. *habr.com: website* (in Russ.). Available at: <https://habr.com/ru/post/318970/> (accessed: 02.05.2022).
- [23] Kashirina I.L., Demchenko M.V. Research and comparative analysis of optimization methods used in the teaching of neural networks. *Vestnik VGU, seriya: Sistemnyy analiz i informatsionnye tekhnologii* [Proceedings of Voronezh State University. Series: Systems Analysis and Information Technologies], 2018, no. 4, pp. 123–132 (in Russ.).
- [24] Belov M.L., Belov A.M., Gorodnichev V.A., et al. Laser airborne reflection method for remote sensing forest species composition. *IOP Conf. Ser.: Mater. Sc. Eng.*, 2020, vol. 862, art. 022003. DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/862/2/022003>
- [25] Belov M.L., Belov A.M., Gorodnichev V.A., et al. Analysing detection bands of two-spectral reflection method to identify forest species composition. *J. Phys.: Conf. Ser.*, 2021, vol. 2094, art. 042035. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2094/4/042035>
- [26] Belov M.L., Belov A.M., Gorodnichev V.A., et al. Analysing laser reflection method capabilities to monitor forestland condition and species composition. *Proc. SPIE*, 2021, vol. 11916. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2602893>
- [27] Wu W., Zhang Z., Zheng L., et al. Research progress on the early monitoring of pine wilt disease using hyperspectral techniques. *Sensors*, 2020, vol. 20, no. 13, art. 3729. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20133729>

[28] Hyperion. *usna.edu: website*. Available at: https://www.usna.edu/users/oceano/pguth/md_help/html/hyperion.htm (accessed: 02.05.2022).

[29] Resurs-P. *russianspacesystems.ru: website* (in Russ.).

Available at: <http://russianspacesystems.ru/bussines/dzz/resurs-p> (accessed: 02.05.2022).

[30] Hu Y., Wu F., Sun Z., et al. The laser vegetation detecting sensor: a full waveform, large-footprint, airborne laser altimeter for monitoring forest resources. *Sensors*, 2019, vol. 19, no. 7, art. 1699. DOI: <https://doi.org/10.3390/s19071699>

[31] d'Oliveira M.V.N., Broadbent E.N., Oliveira L.C., et al. Aboveground biomass estimation in Amazonian tropical forests: a comparison of aircraft- and GatorEye UAV-borne LiDAR data in the Chico Mendes extractive reserve in Acre, Brazil. *Remote Sens.*, 2020, vol. 12, no. 11, art. 1754. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12111754>

[32] M'ayr'a J., Keski-Saari S., Kivinen S., et al. Tree species classification from airborne hyperspectral and LiDAR data using 3D convolutional neural networks. *Remote Sens. Environ.*, 2021, vol. 256, art. 112322. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112322>

Belov M.L. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Department of Laser and Optoelectronic Systems, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Belov A.M. — Engineer, Radioelectronics and Laser Technology Research Institute, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Gorodnichev V.A. — Dr. Sc. (Eng.), Head of the Department of Elements of Instrumentation Devices, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Alkov S.V. — Cand. Sc. (Eng.), Dean of the Faculty of Radioelectronics and Laser Technology, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Please cite this article in English as:

Belov M.L., Belov A.M., Gorodnichev V.A., et al. Analysis of capabilities of the multi-spectral optical method in monitoring the forest territories. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2022, no. 4 (141), pp. 56–69 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.18698/0236-3933-2022-4-56-69>